



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109498000 A

(43)申请公布日 2019.03.22

(21)申请号 201811590832.8

(22)申请日 2018.12.25

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

(72)发明人 曹九稳 胡丁寒

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所  
(特殊普通合伙) 33240

代理人 朱月芬

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

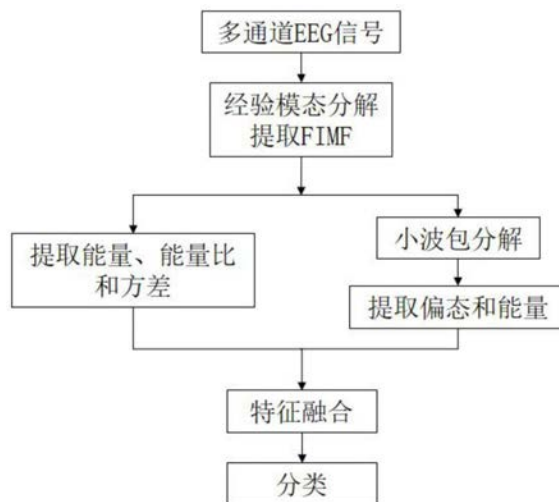
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法。本发明步骤方法如下:步骤1、EEG信号的类别划分及样本切割,并对每个样本进行经验模态分解,再对分解得到的第一个本征模函数进行分析,从中提取基于FIMF的特征,包含能量、能量比和方差。步骤2、对步骤1中得到的第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到最后一层16个结点的小波包系数,从中提取基于FIMF-WPD的偏态和能量与特征。步骤3、融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器,构建癫痫发作前期的预测模型。本发明能够有效预警癫痫病发作前期的时间段,降低癫痫发作对患者造成的次生危害。



1. 基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法,其特征在于包括如下步骤:

步骤1、EEG信号的类别划分及样本切割,并对每个样本进行经验模态分解,再对分解得到的第一个本征模函数进行分析,从中提取基于FIMF的特征,包含能量、能量比和方差。

步骤2、对步骤1中得到的第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到最后一层16个结点的小波包系数,从中提取基于FIMF-WPD的偏态和能量与特征。

步骤3、融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器,构建癫痫发作前期的预测模型。

2. 根据权利要求1所述的基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法,其特征在于步骤具体步骤如下:

1-1. 对EEG信号进行类别的划分。将发作前一小时的信号分割:发作前60分钟至发作前40分钟,记为Pre-1类;发作前40分钟至发作前20分钟,记为Pre-2类;发作前20分钟至发作初始时刻,记为Pre-3类。将发作时期记为Seizure类,发作间期记为Interictal类。

1-2. 将每类信号切割成小样本。每个样本信号 $x$ 为2秒一帧,其中帧重叠为50%;针对多通道EEG信号,对每一个通道 $i$ 的EEG信号进行经验模态分解,得到多个本征模函数,仅取第一个本征模函数(FIMF),记为 $c_1(n)$ 。

1-3通过如下公式计算FIMF的信号能量

$$E_{\text{FIMF}} = \sum_{n=1}^N c_1^2(n)$$

其中 $E_{\text{FIMF}}$ 表示FIMF的信号能量, $c_1(n)$ 为FIMF, $N$ 为输入信号的帧长。

1-4通过如下公式计算FIMF的信号能量与输入信号的能量比值

$$E_r = \frac{\sum_{n=1}^N c_1^2(n)}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}$$

其中 $E_r$ 表示FIMF的信号能量与输入信号的能量比值, $c_1(n)$ 为FIMF, $x(n)$ 为输入的信号, $N$ 为输入信号的帧长。

1-5通过如下公式计算FIMF的信号方差

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (c_1^2(n) - \bar{c})^2$$

其中 $\sigma$ 表示FIMF的信号方差, $c_1$ 为FIMF, $\bar{c}$ 为FIMF的均值, $N$ 为输入信号的帧长。

1-6由于每个样本包含 $M$ 个通道,因此对每个样本而言, $E_{\text{FIMF}}$ , $E_r$ , $\sigma$ 均为 $M$ 维向量,三者级联构成了 $(3*M)$ 维的基于FIMF的特征向量。

3. 根据权利要求2所述的基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法,其特征在于步骤2具体实现如下:

2-1. 对第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到第四层的16个结点不同频段的小波包系数 $y_p$ ,其中 $p=1,2,\dots,16$ 。

2-2通过如下公式计算第四层的小波包系数的偏态

$$S_p = \frac{\sum_{k=1}^K (y_p(k) - \bar{y}_p)^3}{\sigma_p^3 N}$$

其中 $S_p$ 表示第四层的小波包系数的偏态, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号( $p=1, 2, \dots, 16$ ), $\overline{y_p}$ 为 $y_p(k)$ 的均值, $\sigma_p$ 为 $y_p(k)$ 的标准差, $K$ 表示每个子频段包含的点数。

2-3通过如下公式计算第四层的小波包系数的能量

$$E_p = \sum_{k=1}^K y_p^2(k)$$

其中 $E_p$ 表示第四层的小波包系数的能量, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号( $p=1, 2, \dots, 16$ ), $K$ 表示每个子频段包含的点数。

2-4由于每个样本包含 $M$ 个通道,且小波包分解后的第四层有16个频段,因此对每个样本而言, $S_p$ 和 $E_p$ 均为 $(16*M)$ 维向量,二者级联构成 $(32*M)$ 维的基于FIMF-WPD的特征向量。

4.根据权利要求3所述的基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法,其特征在于步骤3所述的融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器,构建癫痫发作前期的预测模型,具体步骤如下:

3-1将步骤1得到的基于FIMF的特征和步骤2得到的基于FIMF-WPD的特征通过级联法融合起来,最终每个样本提取的特征为 $(3*M+32*M)$ 维的向量。 $L$ 个训练样本特征构成 $L$ 行 $(35*M)$ 列的特征矩阵,将其作为随机森林分类器的输入。

3-2通过调节随机森林决策树的参数构建最优的分类器模型。针对任意测试样本,采用前述步骤1,步骤2提取基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并基于所构建的随机森林分类器计算预测结果。

## 基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于数字信号处理和智慧医疗领域,涉及一种基于经验模态分解(EMD)和小波包分解(WPD)的癫痫病发作期与发作前期的精准检测方法。

### 背景技术

[0002] 基于脑电EEG信号处理的传统的癫痫检测方法通常是用来解决二分类问题,即将信号分为癫痫发作期和非发作期;或者三分类问题,即将信号分为癫痫发作期、发作前期和发作间歇期。相比于传统的癫痫发作期检测,发作前期的精准预测对有效降低癫痫发作可能引起的次生危害更为重要,然而目前并没有专门用于癫痫发作前期检测算法。为了解决这个问题,本发明对癫痫发作前期脑电EEG信号进行细分,将发作前期一小时的EEG信号等分为多个连续且不重叠的时间段,将发作前期预测问题转换成EEG信号多分类问题。为达到发作前期精准预测,本发明提出了一种基于EEG信号经验模态分解(EMD)和小波包分解(WPD)特征的智能预测方法。

### 发明内容

[0003] 本发明提出了一种基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法。本发明结合EEG信号经验模态分解和小波包分解的特征提取方法,仅针对由经验模态分解得到的第一个本征模函数(FIMF, first intrinsic mode function)进行分析,并再结合随机森林分类器实现癫痫发作前期不同阶段的脑电信号以及发作期和发作间期的智能分类,从而达到较为精准的癫痫预测功能。

[0004] 本发明的技术方案主要包括如下步骤:

[0005] 步骤1、EEG信号的类别划分及样本切割,并对每个样本进行经验模态分解,再对分解得到的第一个本征模函数进行分析,从中提取基于FIMF的特征,包含能量、能量比和方差。

[0006] 步骤2、对步骤1中得到的第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到最后一层16个结点的小波包系数,从中提取基于FIMF-WPD的偏态和能量与特征。

[0007] 步骤3、融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器,构建癫痫发作前期的预测模型。

[0008] 所述步骤1是提取基于FIMF的特征,具体步骤如下:

[0009] 1-1对EEG信号进行类别的划分。将发作前一小时的信号分割为发作前60分钟至发作前40分钟,记为Pre-1类;发作前40分钟至发作前20分钟,记为Pre-2类;发作前20分钟至发作初始时刻,记为Pre-3类。将发作时期记为Seizure类,发作间期记为Interictal类。

[0010] 1-2将每类信号切割成小样本。每个样本信号 $x$ 为2秒一帧,其中帧重叠为50%;针对多通道EEG信号,对每一个通道 $i$ 的EEG信号进行经验模态分解,得到若干个本征模函数,仅取第一个本征模函数(FIMF),记为 $c_1(n)$ 。

[0011] 1-3通过如下公式计算FIMF的信号能量

[0012]  $E_{\text{FIMF}} = \sum_{n=1}^N c_1^2(n)$

[0013] 其中 $E_{\text{FIMF}}$ 表示FIMF的信号能量, $c_1(n)$ 为FIMF, $N$ 为输入信号的帧长。

[0014] 1-4通过如下公式计算FIMF的信号能量与输入信号的能量比值

[0015]  $E_r = \frac{\sum_{n=1}^N c_1^2(n)}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}$

[0016] 其中 $E_r$ 表示FIMF的信号能量与输入信号的能量比值, $c_1(n)$ 为FIMF, $x(n)$ 为输入的信号, $N$ 为输入信号的帧长。

[0017] 1-5通过如下公式计算FIMF的信号方差

[0018]  $\sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (c_1^2(n) - \bar{c})^2$

[0019] 其中 $\sigma$ 表示FIMF的信号方差, $c_1$ 为FIMF, $\bar{c}$ 为FIMF的均值, $N$ 为输入信号的帧长。

[0020] 1-6由于每个样本包含 $M$ 个通道,因此对每个样本而言, $E_{\text{FIMF}}, E_r, \sigma$ 均为 $M$ 维向量,三者级联构成了 $3*M$ 维的基于FIMF的特征向量。

[0021] 所述步骤2是提取基于FIMF-WPD的特征,具体步骤如下:

[0022] 2-1对第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到第四层的16个结点不同频段的小波包系数 $y_p$ ,其中 $p=1,2,\dots,16$ .

[0023] 2-2通过如下公式计算第四层的小波包系数的偏态

[0024]  $S_p = \frac{\sum_{k=1}^K (y_p(k) - \bar{y}_p)^3}{\sigma_p^3 K}$

[0025] 其中, $S_p$ 表示第四层的小波包系数的偏态, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号, $p=1,2,\dots,16$ ;  $\bar{y}_p$ 为 $y_p(k)$ 的均值, $\sigma_p$ 为 $y_p(k)$ 的标准差, $K$ 表示每个子频段包含的点数。

[0026] 2-3通过如下公式计算第四层的小波包系数的能量

[0027]  $E_p = \sum_{k=1}^K y_p^2(k)$

[0028] 其中 $E_p$ 表示第四层的小波包系数的能量, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号, $p=1,2,\dots,16$ ;  $K$ 表示每个子频段包含的点数。

[0029] 2-4由于每个样本包含 $M$ 个通道,且小波包分解后的第四层有16个频段,因此对每个样本而言, $S_p$ 和 $E_p$ 均为 $16*M$ 维向量,二者级联构成 $32*M$ 维的基于FIMF-WPD的特征向量。

[0030] 所述步骤3是将基于多通道EEG信号所提取的FIMF与FIMF-WPD融合特征,构建基于随机森林算法的智能分类器模型,并最终实现癫痫发作及发作前期的精准预测与分类,具体步骤如下:

[0031] 3-1将步骤1得到的基于FIMF的特征和步骤2得到的基于FIMF-WPD的特征通过级联法融合起来,最终每个样本提取的特征为 $(3*M+32*M)$ 维的向量。 $L$ 个训练样本特征构成 $L$ 行 $35*M$ 列的特征矩阵,将其作为随机森林分类器的输入。

[0032] 3-2通过调节随机森林决策树的参数构建最优的分类器模型。针对任意测试样本,采用前述步骤1,步骤2提取基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并基于所构建的随机森林分类器计算预测结果。

[0033] 本发明有益效果如下

[0034] 结合EEG信号的经验模态分解和小波包分解特征,构建基于随机森林算法的癫痫发作前期精准预测模型,不仅可以实现癫痫发作与否的检测,而且可以实现癫痫发作前期时间段的精准预测。所提出的算法能有效预警癫痫病发作前期的时间段,降低癫痫发作对患者造成的次生危害。

### 附图说明

[0035] 图1本发明的EEG信号切割方式;

[0036] 图2本发明的特征提取的流程图。

### 具体实施方式

[0037] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作详细说明。

[0038] 通用的癫痫发作前期预测方法的实现步骤在发明内容内已有详细的介绍,即本发明的技术方案主要包括如下步骤:

[0039] 步骤1、EEG信号的类别划分及样本切割,并对每个样本进行经验模态分解,再对分解得到的第一个本征模函数进行分析,从中提取基于FIMF的特征,包含能量、能量比和方差。

[0040] 步骤2、对步骤1中得到的第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到最后一层16个结点的小波包系数,从中提取基于FIMF-WPD的偏态和能量与特征。

[0041] 步骤3、融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器,构建癫痫发作前期的预测模型。

[0042] 所述步骤1是提取基于FIMF的特征,具体步骤如下:

[0043] 1-1对EEG信号进行类别的划分。将发作前一小时的信号分割为发作前60分钟至发作前40分钟,记为Pre-1类;发作前40分钟至发作前20分钟,记为Pre-2类;发作前20分钟至发作初始时刻,记为Pre-3类。将发作时期记为Seizure类,发作间期记为Interictal类。

[0044] 1-2将每类信号切割成小样本。每个样本信号x为2秒一帧,其中帧重叠为50%;针对多通道EEG信号,对每一个通道i的EEG信号进行经验模态分解,得到若干个本征模函数,仅取第一个本征模函数(FIMF),记为 $c_1(n)$ 。

[0045] 1-3通过如下公式计算FIMF的信号能量

$$[0046] \quad E_{\text{FIMF}} = \sum_{n=1}^N c_1^2(n)$$

[0047] 其中 $E_{\text{FIMF}}$ 表示FIMF的信号能量, $c_1(n)$ 为FIMF, $N$ 为输入信号的帧长。

[0048] 1-4通过如下公式计算FIMF的信号能量与输入信号的能量比值

$$[0049] \quad E_r = \frac{\sum_{n=1}^N c_1^2(n)}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}$$

[0050] 其中 $E_r$ 表示FIMF的信号能量与输入信号的能量比值, $c_1(n)$ 为FIMF, $x(n)$ 为输入的信号, $N$ 为输入信号的帧长。

[0051] 1-5通过如下公式计算FIMF的信号方差

$$[0052] \quad \sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (c_1^2(n) - \bar{c})^2$$

[0053] 其中 $\sigma$ 表示FIMF的信号方差, $c_1$ 为FIMF, $\bar{c}$ 为FIMF的均值, $N$ 为输入信号的帧长。

[0054] 1-6由于每个样本包含 $M$ 个通道,因此对每个样本而言, $E_{FIMF}, E_r, \sigma$ 均为 $M$ 维向量,三者级联构成了 $(3*M)$ 维的基于FIMF的特征向量。

[0055] 所述步骤2是提取基于FIMF-WPD的特征,具体步骤如下:

[0056] 2-1对第一个本征模函数进行四层小波包分解,得到第四层的16个结点不同频段的小波包系数 $y_p$ ,其中 $p=1,2,\dots,16$ 。

[0057] 2-2通过如下公式计算第四层的小波包系数的偏态

$$[0058] \quad S_p = \frac{\sum_{k=1}^K (y_p(k) - \bar{y}_p)^3}{\sigma_p^3 K}$$

[0059] 其中 $S_p$ 表示第四层的小波包系数的偏态, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号( $p=1,2,\dots,16$ ), $\bar{y}_p$ 为 $y_p(k)$ 的均值, $\sigma_p$ 为 $y_p(k)$ 的标准差, $K$ 表示每个子频段包含的点数。

[0060] 2-3通过如下公式计算第四层的小波包系数的能量

$$[0061] \quad E_p = \sum_{k=1}^K y_p^2(k)$$

[0062] 其中 $E_p$ 表示第四层的小波包系数的能量, $y_p(k)$ 为第 $p$ 个子频段重构后的信号( $p=1,2,\dots,16$ ), $K$ 表示每个子频段包含的点数。

[0063] 2-4由于每个样本包含 $M$ 个通道,且小波包分解后的第四层有16个频段,因此对每个样本而言, $S_p$ 和 $E_p$ 均为 $(16*M)$ 维向量,二者级联构成 $(32*M)$ 维的基于FIMF-WPD的特征向量。

[0064] 所述步骤3是将基于多通道EEG信号所提取的FIMF与FIMF-WPD融合特征,构建基于随机森林算法的智能分类器模型,并最终实现癫痫发作及发作前期的精准预测与分类,具体步骤如下:

[0065] 3-1将步骤1得到的基于FIMF的特征和步骤2得到的基于FIMF-WPD的特征通过级联法融合起来,最终每个样本提取的特征为 $(3*M+32*M)$ 维的向量。 $L$ 个训练样本特征构成 $L$ 行 $(35*M)$ 列的特征矩阵,将其作为随机森林分类器的输入。

[0066] 3-2通过调节随机森林决策树的参数构建最优的分类器模型。针对任意测试样本,采用前述步骤1,步骤2提取基于FIMF与FIMF-WPD的特征,并基于所构建的随机森林分类器计算预测结果。

[0067] 为了达到更好的癫痫病发作期与发作前期精准预测效果,以下将从实际应用时参数的选择与设计方面展开介绍,以作为该发明用于其他应用的参考:

[0068] 本发明是以 $2s$ 一帧来处理信号的,考虑到两帧之间的连续性,我们在帧移时选取50%的重叠率。

[0069] 在步骤1中,仅针对第一个本征模函数进行分析,这是因为由经验模态分解得到的第一个本征模函数相比于其他的本征模函数能量最高。在步骤2中,采用四层小波包分解,这是因为对脑电信号而言,四层小波包分解得到的小波包系数有最大的归一化能量,且在频域内有较合适的频率成分和较大的相关系数。

[0070] 本发明提出的主要针对癫痫发作前期的精准预测,是考虑到癫痫发作提前预警对临床医学的重要意义,在癫痫发作前给患者和医生提供较为精准的时间段的预警信号,可以有效减少癫痫突然发作对患者造成的次生危害。由于癫痫发作前期脑电EEG信号相似度

较高,传统的方法不能对其进行精准预测,本发明提出的基于FIMF和FIMF-WPD特征融合方法,能够将发作前期的多个连续时间段较好的区分开,实现较为精准的癫痫发作期与发作前期预测功能。

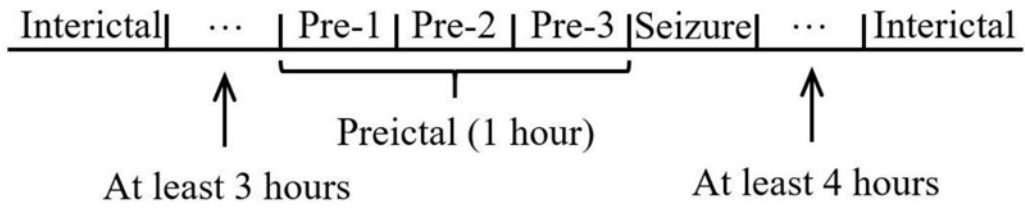


图1

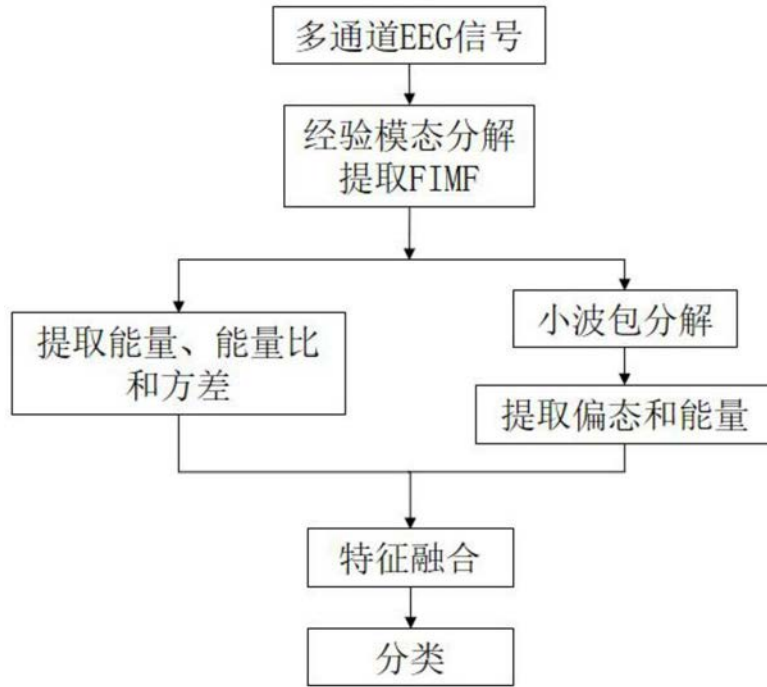


图2

专利名称(译)	基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN109498000A</a>	公开(公告)日	2019-03-22
申请号	CN201811590832.8	申请日	2018-12-25
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	曹九稳		
发明人	曹九稳 胡丁寒		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/04012 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/7264 A61B5/7275		
代理人(译)	朱月芬		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于EMD与WPD特征融合的癫痫发作前期预测方法。本发明步骤方法如下：步骤1、EEG信号的类别划分及样本切割，并对每个样本进行经验模态分解，再对分解得到的第一个本征模函数进行分析，从中提取基于FIMF的特征，包含能量、能量比和方差。步骤2、对步骤1中得到的第一个本征模函数进行四层小波包分解，得到最后一层16个结点的小波包系数，从中提取基于FIMF-WPD的偏态和能量与特征。步骤3、融合基于FIMF与FIMF-WPD的特征，并采用随机森林算法对融合后的特征训练分类器，构建癫痫发作前期的预测模型。本发明能够有效预警癫痫病发作前期的时间段，降低癫痫发作对患者造成的次生危害。

